

УДК 621.3.011.21; 612.66

РОЗПІЗНАВАННЯ СИГНАЛІВ ФОНЕНДОСКОПІЇ В ПРОСТОРІ АВТОКОРЕЛЯЦІЙНИХ ФУНКЦІЙ ТА КОЕФІЦІЄНТІВ ЛІНІЙНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

Бондаренко А.С., Павлов О.І., Шарпан О.Б

Вступ. Постановка задачі

Прослуховування (аускультация) шумів дихання при дослідженні хворого більше ста років залишається фундаментальним діагностичним дослідженням. При цьому практично незмінними продовжують залишатися як сама методика прослуховування шумів за допомогою традиційного механічного стетофонендоскопу, так і спосіб їх класифікації, заснований на оцінці аускультативних ознак лікарем. Тим часом, характер дихальних шумів досить складний і різноманітний. Тому не дивно, що аускультативна семіотика використовує такі епітети, як твердий подих та хрипи: стугонливі, що дзижчать, свистячі, крупнопузирчасті, мілко пузирчасті [1]. Вочевидь, що при подібній класифікації важко прямо поставити у відповідність кожному з наведених описів які-небудь об'єктивні інформаційно значимі кількісні характеристики. На сьогодні здійснюються спроби записів реалізації таких сигналів і їх класифікації за різними критеріями. Зокрема, як приклад часових реалізацій основних фонореспірограм шумів органів дихання можна навести [1]:

- амфоричне дихання у хворого з великим абсцесом лівої легені (рис.1);
- бронхіальне дихання у хворого із правобічною крупозною пневмонією 1-ї стадії захворювання (рис.2);
- бронховезикулярне дихання після 3-х років лікування хворого (рис.3), везикулярне дихання (рис.4);
- вологі середньо й крупнопузирчасті хрипи в пацієнта із бронхоектотичною хворобою (рис.5);
- грубий звук тертя плеври (рис.6);
- ляринготрахеальне дихання зареєстроване в області щетовидного хряща гортані (рис.7);
- хрипи малопузирчасті дзвінкі (рис.8).

Розпізнавання сигналів фонендоскопії в часовому просторі є складною задачею, оскільки виділити окремі характерні ознаки при великій кількості сигналів практично неможливо.

Більшість систем, які здатні розпізнавати сигнали фонендоскопії, працюють на основі визначення характеру їх спектральних складових та аналізу діапазону частот.

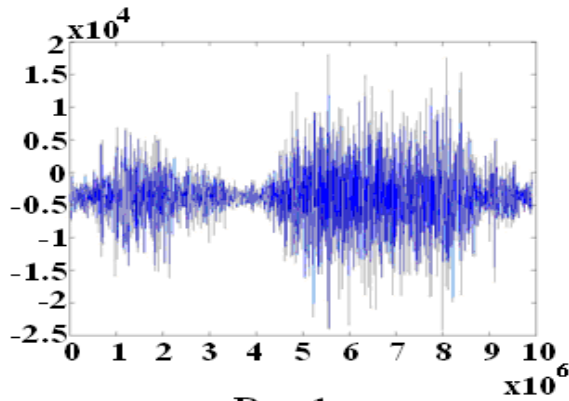


Рис.1

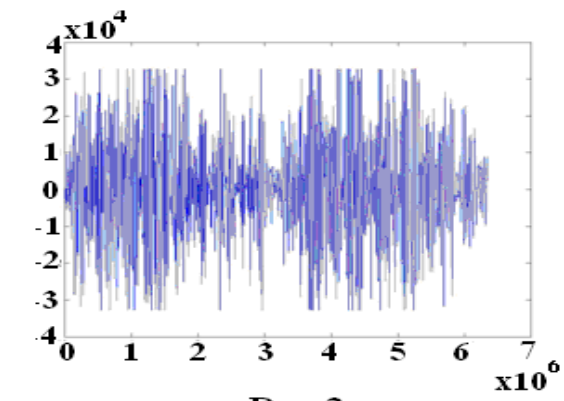


Рис.2

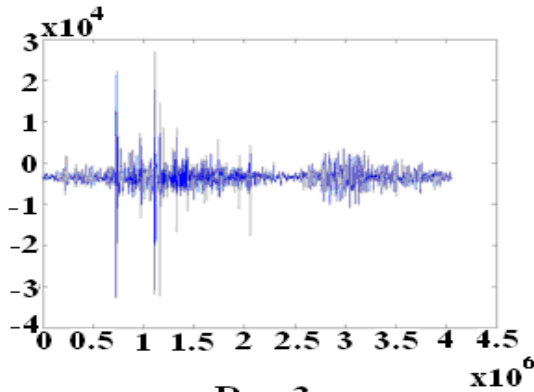


Рис.3

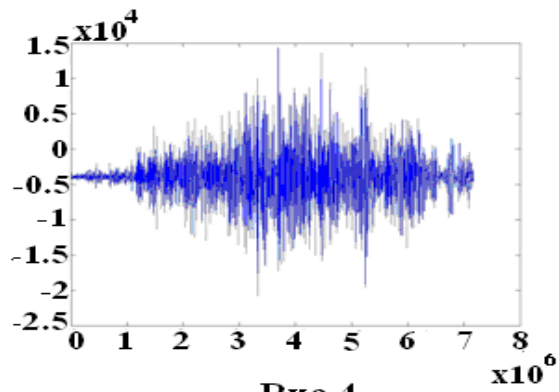


Рис.4

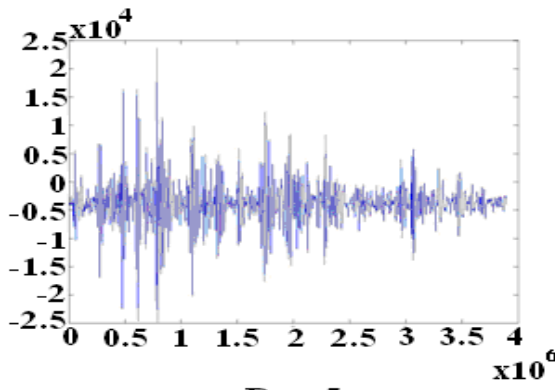


Рис.5

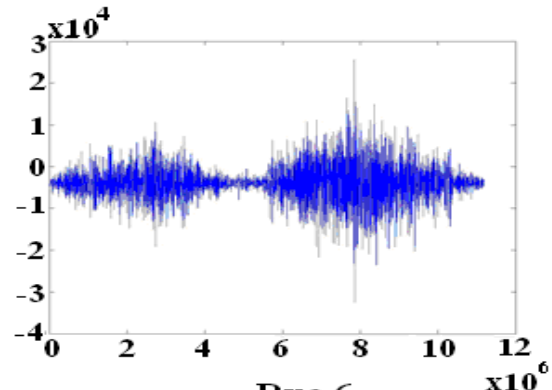


Рис.6

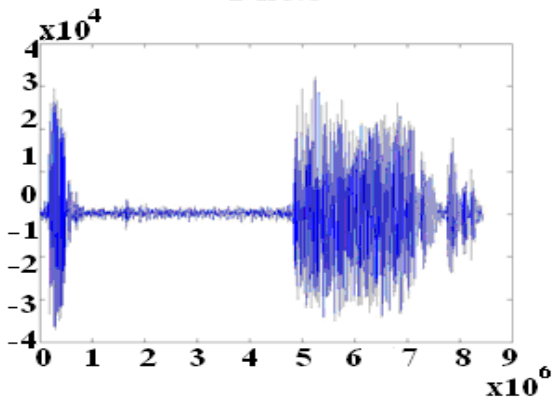


Рис.7

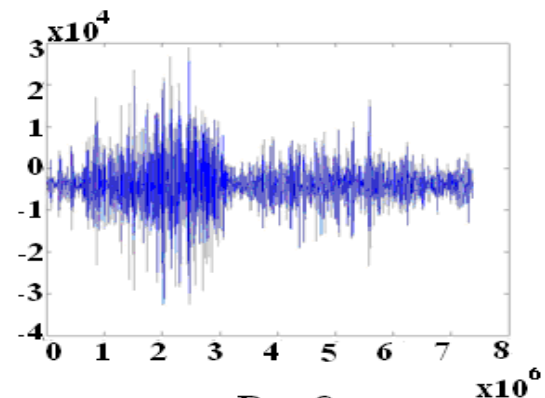


Рис.8

Застосування методів діагностики, що працюють на основі спектральних складових, дозволяють класифікувати такі сигнали візуально, наприклад вологі хрипи, зображені на рис.9. Недоліком такого методу є те, що

для правильної класифікації потрібна якісна візуалізація в спектральному просторі. Також класифікацію в спектральному просторі важко автоматизувати, що зменшує його доцільність в застосуванні при діагностиці.

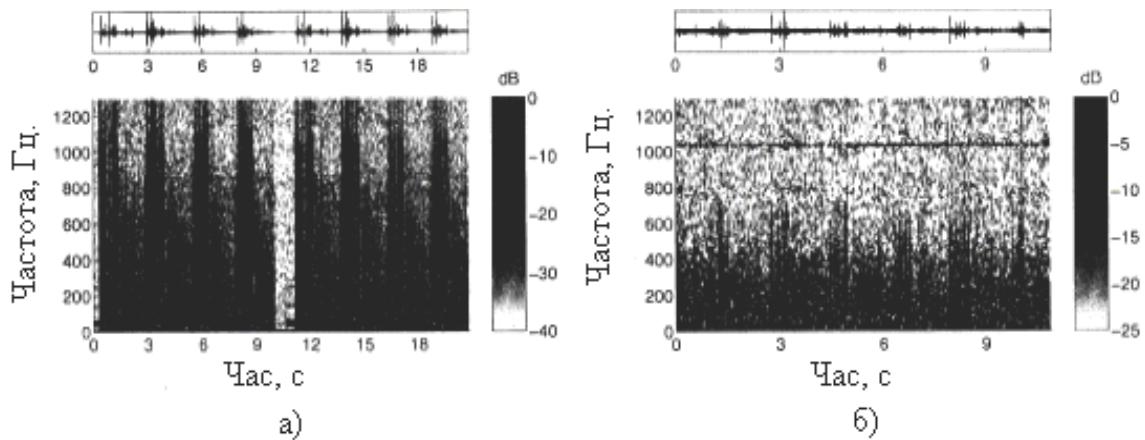


Рис. 9. Спектр вологих хрипів. а-мількопузирчасті. б-крупнопузирчасті.

В цілому, результати, які отримані в відомих з літератури роботах, свідчать про наявність значної кількості невирішених питань як відносно вибору ознак, так і критеріїв їх порівняння. Саме тому, дослідження методів порівняння і класифікації реалізацій сигналів фонендоскопії залишається надзвичайно актуальною задачею.

У роботі проблема класифікації дихальних шумів розглядалася з позицій класичного завдання перевірки статистичних гіпотез у сукупності з адаптивним підходом, при якому оптимальний алгоритм обробки шумів доповнювався процедурою навчання, заснованої на використанні шумів дихання.

Кластерний аналіз включає дві основні області дослідження: вибір ознак сигналу і створення його образу, створення класифікаторів образів.

Метою даного дослідження є з'ясування того, який простір є ефективнішим для класифікації при однаковій кількості ознак.

Методика досліджень і результати

Фонореспірограми звуків дихання представляли собою файл даних, в якому містилося кілька фаз «вдих-видих». Дискретизація сигналів виконувалася з частотою 22 кГц, розрядність даних 16 біт, формат кодування – ІКМ. Всього в нашому розпорядженні було 8 класів сигналів (рис.1 – рис.8), кожен з яких мав по 4 реалізації фаз «вдих-видих».

Експеримент №1. Метою першого експерименту було визначення ефективності класифікації сигналів шумів дихання в просторі автокореляційних функцій.

Автокореляційні функції знаходилися для кожного класу кожної реалізації фази «вдих-видих» як $C(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-m-1} x_{n+m} x_n$, де N – кількість відліків в реалізації фази «вдих-видих», x_n – значення n -го відліку, m – зміщення для підрахунку АКФ. Для всіх експериментів бралися лише перші 1000

значень АКФ ($0 \leq m \leq 1000$). Усереднена АКФ кожного класу визначалась як $\bar{C}_i(m) = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K C_{i,j}(m)$, де $C_{i,j}(m)$ – j -та АКФ i -го класу, K – кількість реалізацій фази «вдих-видих» в i -му класі ($K=4$).

Вигляд 4 первинних АКФ і відповідної усередненої АКФ класу “Хрипи малопузирчасті дзвінки” в одній системі координат подано на рис.10:

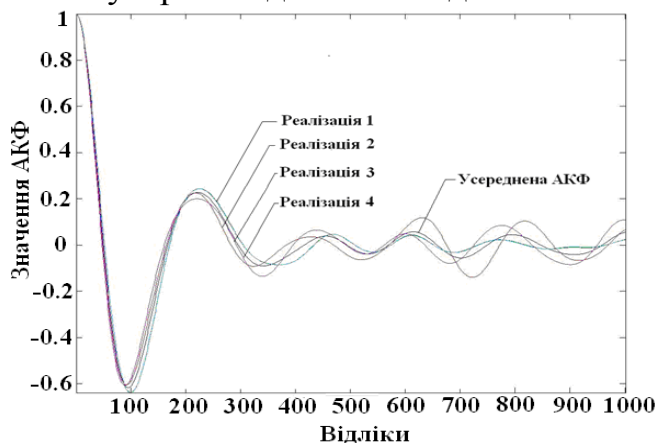


Рис. 10. Вигляд чотирьох АКФ класу “Хрипи малопузирчасті дзвінки” та їх усередненої АКФ

З рисунку видно, що всі АКФ реалізацій фази «вдих-видих» починають відрізнятися суттєво лише після 200-го відліку. Подібне знаходження АКФ було проведене для всіх реалізацій кожного класу. Вибір ознак в просторі АКФ, який супроводжується стисненням початкових даних (або зменшення кількості надмірної для побудови класифікатора інформації) відбувався за допомогою дисперсійного критерію [2].

Сумарна коваріаційна матриця визначалась як $\text{cov}\{Z\} = E\{(Z - \bar{Z})(Z - \bar{Z})'\}$, де E – оператор математичного очікування, а \bar{Z} – відповідає середньому вектору $E\{Z\}$. Діагональні елементи коваріаційної матриці представляли дисперсії окремих випадкових величин. Ці дисперсії сортувались по зростанню із збереженням індексу. Потім з початкових масивів АКФ вибирались значення, які відповідали таким індексам. Таким чином, кожна АКФ подавалась як P -вимірний вектор ознак, де P – кількість відібраних ознак з найбільшими дисперсіями.

Для кластерного аналізу будувався класифікатор з перетворенням ознак в простір рішень з мінімальною середньоквадратичною похибкою [2].

Результати дослідження роботи створених класифікаторів (ймовірності вірного розпізнавання навчальної вибірки) для різної кількості врахованих ознак ($6 \leq P \leq 24$) подано на рис.10. З рис. 11 видно, що 100% розпізнавання досягається при кількості ознак $P = 22$. При кількості ознак $P = 10$ ймовірність розпізнавання така сама, як при кількості ознак $P = 15$. Цей факт, а також сильна «порізаність» наведеного графіку пояснюється малим розміром навчальної вибірки.

Експеримент №2. Метою другого експерименту було визначення ефективності класифікації шумів дихання в просторі коефіцієнтів лінійного прогнозування (КЛП). На відміну від класичного підходу, метод КЛП застосовувався не до часових реалізацій сигналів, а для моделювання форми АКФ, знайдених в першому експерименті, які далі будемо на-

зивати характеристиками. Використовувалася лінійна авторегресійна поліноміальна модель порядку M [2], яка відповідає лінійному прогнозуванню n -го значення ij -характеристики,

$\hat{C}_{i,j}[n] = a_{i,j1}C_{i,j}[n-1] + a_{i,j2}C_{i,j}[n-2] + \dots + a_{i,jM}C_{i,j}[n-M]$, де $C_{i,j}[n]$ – дійсне значення ij -характеристики, $a_{ij1} \dots a_{ijM}$ – коефіцієнти лінійного прогнозування для ij -характеристики, що приводить до утворення помилки прогнозування n -го значення ij -характеристики $e_{i,j}[n] = C_{i,j}[n] - \hat{C}_{i,j}[n]$. Коефіцієнти лінійного прогнозування a_{ij} знаходяться з рівняння

$\sum_{m=1}^M a_{ijm} \cdot R_{ij}(|m-k|) = -R_{ij}(k)$, $k = 1 \dots M$, де $R_{ij}(k) = \frac{1}{N-k} \sum_{n=0}^{N-m-k} C_{ij}[n] \cdot C_{ij}[n+k]$ – АКФ для ij -характеристики (тобто АКФ від АКФ, обчислених в першому експерименті).

В матричному вигляді це відповідає рівнянню $\mathbf{R}_{ij} \cdot \mathbf{A}_{ij} = \mathbf{B}_{ij}$,

$$\text{де } \mathbf{R}_{ij} = \begin{bmatrix} r_{ij}(0) & r_{ij}(0) & \dots & r_{ij}(M) \\ r_{ij}(1) & r_{ij}(0) & \dots & r_{ij}(M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{ij}(M) & r_{ij}(M-1) & \dots & r_{ij}(0) \end{bmatrix} \quad \mathbf{A}_{ij} = \begin{bmatrix} a_{ij}(1) \\ a_{ij}(2) \\ \dots \\ a_{ij}(M) \end{bmatrix} \quad \mathbf{B}_{ij} = \begin{bmatrix} -r_{ij}(1) \\ -r_{ij}(2) \\ \dots \\ -r_{ij}(M) \end{bmatrix}.$$

Обчислення КЛП організовувалися за алгоритмом Левінсона-Дарбіна [3].

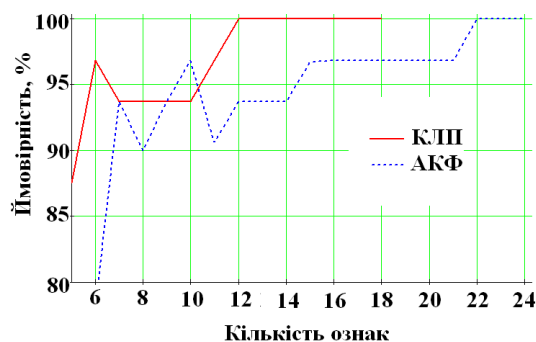


Рис. 11. Ймовірність розпізнавання в залежності від кількості ознак.

Вектор КЛП, отриманий за вказаною методикою, далі розглядався як вектор ознак. В експерименті виконувалися обчислення КЛП для моделей різних порядків, $5 \leq M \leq 18$, що приводило до створення відповідних M -вимірних векторів ознак. Далі, як і в першому експерименті, для кожного M будувався класифікатор з перетворенням ознак в простір рішень з мінімальною середньоквадратичною похибкою. Результати дослідження роботи створених класифікаторів (ймовірності вірного розпізнавання навчальної вибірки) для різного розміру M -вимірних векторів ознак ($5 \leq M \leq 18$) подано на рис.11. З графіку видно, що 100% розпізнавання в просторі КЛП досягається вже при кількості ознак $M=12$.

Порівняння результатів, висновки.

Із отриманих результатів видно, що в просторі КЛП 100% розпізнавання досягається раніше, ніж в просторі АКФ. Враховуючи це, класифікацію аускультативних шумів органів дихання доцільно проводити в просторі коефіцієнтів лінійного прогнозування.

Перспективи подальших досліджень полягають у розбитті фаз «вдих-

видих» на окремі ділянки: фазу «вдих» і фазу «видих», та у визначенні ефективності класифікації кожної фази.

Література

1. Кирпаченко В. Т., Кражановский В. В., Кражановский В. В. (мл.) Алгоритмы адаптивной и ранговой классификации шумов дыхания // Научные труды II конференции с международным участием "Информационные технологии в охране здоровья и практической медицине". - Киев. - 2002. - С. 69-71.

2. Ахмед Н., Рао К.Р. Ортогональные преобразования при обработке цифровых сигналов: Пер. с англ. / Под ред. И.Б.Фоменко. – М.: Связь, 1980. – 248 с.

3. Ljung L., System Identification: Theory for the User, Prentice-Hall, 1987, pp. 278-280.

Бондаренко А. С., Павлов О. І., Шарпан О. Б. Розпізнавання сигналів фонендоскопії в просторі автокореляційних функцій та коефіцієнтів лінійного прогнозування. Розпізнавання сигналів фонендоскопії розглядається з позицій класичного завдання перевірки статистичних гіпотез у сукупності з адаптивним підходом, при якому оптимальний алгоритм обробки шумів доповнювався процедурою навчання, заснованої на використанні шумів дихання. Досліджена ефективність класифікації в просторі автокореляційних функцій та в просторі коефіцієнтів лінійного прогнозування.

Ключові слова: фонендоскопія, автокореляційна функція, лінійне прогнозування

Бондаренко А. С., Павлов О. И., Шарпан О. Б. Распознавание сигналов фонендоскопии в пространстве автокорреляционных функций и коэффициентов линейного прогнозирования. Распознавание сигналов фонендоскопии рассматривается с позиций классического задания проверки статистических гипотез в совокупности с адаптивным подходом, при котором оптимальный алгоритм обработки шумов дополнялся процедурой обучения, основанной на использовании шумов дыхания. Исследована эффективность классификации в пространстве автокорреляционных функций и в пространстве коэффициентов линейного прогнозирования.

Ключевые слова: фонендоскопия, автокорреляционная функция, линейное прогнозирование

Bondarenko A.S., Pavlov O.I., Sharpan O.B. Recognition of phonendoscops signals in the area of autocorrelation functions and linear prognostication coefficient. Recognition of signals of pfonendoscops is examined from positions of classic verification task of statistical hypotheses in an aggregate with adaptive approach at which the optimum algorithm of noises treatment was complemented by procedure of studies, based on the use of breathing noises. Efficiency of classification in autocorrelation functions area and in linear prognostication coefficient area was investigated.

Key words: phonendoscops signals, autocorrelation functions, linear prognostication.

УДК 621.372.061

АУТЕНТИФІКАЦІЯ ОСОБИ ЗА ДИНАМІЧНО ВВЕДЕНИМ ПІДПИСОМ З ВИКОРИСТАННЯМ НОРМАЛЬНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ

Рибін О.І., Ніжебецька Ю.Х., Луцків А.М.

Вступ. Постановка задачі

Розв'язання задачі аутентифікації особи, що має доступ до певних приміщень і матеріалів інформаційних комп'ютерних систем стає все більш популярним в сучасній техніці [1]. Динаміка підпису людини, як відомо [1], відбиває психофізичні підсвідомі властивості рухів особи, що значно ускладнює підроблення і, як результат, доступ для інформаційних систем